CLUSTERIZAÇÃO EM REDES SOCIAIS ATRAVÉS DO *SIMULATED ANNEALING* NÃO MONOTÔNICO

Humberto César Brandão de Oliveira [1,2]
Maria Regina Martinez [1]
Ricardo Menezes Salgado [2]
Luiz Eduardo da Silva [2]
Tatiane Fernandes Figueiredo [1]

Laboratório de Pesquisa e Desenvolvimento (LP&D) [1]
Laboratório de Inteligência Computacional (LInC) [2]
Universidade Federal de Alfenas
Rua Gabriel Monteiro da Silva, 700, Centro – Alfenas/MG – CEP 37130-000

humberto.brandao@gmail.com, martinez@unifal-mg.edu.br, ricardo@bcc.unifal-mg.edu.br, luizedu@bcc.unifal-mg.edu.br, tatiane@bcc.unifal-mg.edu.br

RESUMO

Este trabalho apresenta um algoritmo baseado no *Simulated Annealing* Não-Monotônico (SA_NM) para a criação de grupos de trabalho. Para esta clusterização, é objetivada a maximização de relacionamentos positivos entre indivíduos de mesmo grupo na tentativa de aumentar a produtividade das equipes. A avaliação, feita pelos próprios indivíduos da equipe de trabalho, sobre o agrupamento realizado pelo SA_NM é comparada com as avaliações das separações realizadas por gerentes da equipe, pelo próprio grupo e também com separações feitas aleatoriamente. Ao final, é apresentada uma análise estatística dos resultados, onde a separação realizada pelo SA_NM se mostra satisfatória perante as outras técnicas convencionalmente aplicadas.

PALAVRAS CHAVE. *Simulated Annealing*, redes sociais, clusterização.

ABSTRACT

This paper presents an algorithm based on Non-Monotonic Simulated Annealing (NM_SA) to the creation of work groups. For this clustering, the maximization of positive relationships between individuals of the same staff is the first objective, in an attempt to increase the staffs productivity. The assessment, done by the individuals of the staff, about the SA_NM, is compared with assessments of separations carried out by staff managers, the group itself and also with separations made randomly. Finally, this paper presents a statistical analysis of results, where the separation of the SA_NM is considered satisfactory, if compared with other techniques conventionally applied.

KEYWORDS. Simulated Annealing, social networks, clustering.

1. Introdução

Atualmente empresas trabalham com dinâmicas cooperativas, onde o relacionamento interpessoal harmônico é de grande interesse das instituições. Com a integração de esforços é possível criar um conjugado de energias, conhecimentos e experiências acarretando em um produto final maior que a soma das partes de trabalhos prestados individualmente [4]. Práticas para agrupamentos harmônicos são utilizadas por departamentos de recursos humanos para maximizar o desempenho de equipes de trabalho em instituições, aumentando conseqüentemente a produtividade destas empresas.

A forma de dividir grupos de indivíduos depende diretamente do objetivo da atividade a ser executada. Algumas empresas focam na produtividade, o que é cada vez mais comum no mundo competitivo atual. Também pode ser comum a tentativa de criar grupos heterogêneos, favorecendo assim a integração entre as pessoas. Este trabalho focou exclusivamente na tentativa de criar grupos para maximizar a satisfação dos elementos do grupo, visando assim impactar na produtividade das tarefas a serem executadas.

Com o objetivo de maximizar a qualidade do trabalho de equipes, este trabalho propõe um novo método para o agrupamento de indivíduos utilizando estudos sociométricos das relações dos envolvidos, sendo possível indicar quais os possíveis agrupamentos harmônicos em determinadas redes sociais como instituições e empresas que trabalham com dinâmica cooperativa.

Na Seção 2, este trabalho apresenta o conceito de Redes Sociais e sua representação através de sociogramas. O Teste Sociométrico (mecanismo utilizado neste trabalho para capturar informações da rede social) é apresentado na Seção 3. A Seção 4 oferece uma discussão sobre o Problema de Clusterização. O algoritmo de otimização utilizado neste trabalho é detalhado na Seção 5. A Seção 6 apresenta a metodologia, seguida dos resultados (Seção 7). As conclusões acerca do trabalho são apresentadas na Seção 8.

2. Redes Sociais

As redes sociais (*social networks*) podem ser definidas como um sistema de nós e elos, representando um conjunto de participantes autônomos, unidos por idéias, valores ou interesses compartilhados. Há uma valorização das relações, em detrimento das estruturas hierárquicas. As primeiras tentativas de análise da formação de redes sociais se deram na década de 30 com o desenvolvimento da sociometria [6].

A sociometria é a representação métrica das relações interpessoais dentro de um grupo social, visando identificar as características dos vínculos interpessoais entre os seus membros, bem como seu modo de funcionamento e sua organização psicossocial. Através dela, torna-se possível discernir padrões de atração, repulsa e indiferença entre indivíduos que compõem um determinado grupo. Esses padrões formam uma configuração dinâmica dentro de cada grupo (desde os menores grupamentos, até as comunidades e a sociedade como um todo). O objetivo final da sociometria é, portanto, a partir da identificação dos padrões de relacionamento bilateral que compõem uma configuração grupal, definir sua estrutura, mapeando-se os vínculos dos indivíduos do grupo. Esse mapeamento gera uma estrutura gráfica chamada sociograma [5, 9].

A análise das redes sociais permite intervenções políticas, organizacionais, gerenciais, dentre outras [7, 8, 10].

2.1 Sociograma

Para a representação de redes sociais, utiliza-se com freqüência o conceito de sociograma. Um exemplo de rede social pode ser vista na Figura 1.

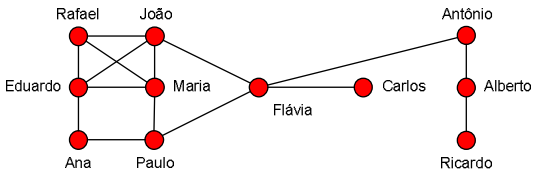

Figura 1 – Exemplo e Sociograma

Um sociograma pode ser visto com um grafo *G=(V,A)*, no qual o conjunto de vértices *V* representa os indivíduos do grupo, e as relações interpessoais são representadas pelas arestas do conjunto *A*.

Diversos métodos podem ser usados para identificar as relações interpessoais entre elementos de um mesmo grupo na construção dos sociogramas. Atualmente é comum encontrar trabalhos sobre as redes de relacionamento presentes na Internet, como por exemplo, os sites de relacionamento *MySpace, Friendster, Facebook, Orkut*, entre outros.

Nos sites de relacionamento, os sociogramas são construídos ao longo da utilização do sistema. Neste contexto as redes são dinâmicas, ou seja, podem detectar mudanças que ocorrem ao longo do tempo nas relações interpessoais dos indivíduos. Para grupos menores, é comum encontrar na literatura a utilização do Teste Sociométrico na tentativa de capturar informações do ambiente, montando assim o sociograma com os relacionamentos desejados.

3. Teste Sociométrico

O Teste Sociométrico consiste na aplicação de um questionário para cada elemento de um grupo de pessoas. Diversas variações podem ser encontradas nos questionários aplicados. O fator comum que todos os testes aplicados possui é a coleta de informações para as construções do grafo que representa o sociograma de um determinado conjunto de pessoas.

Através da aplicação do questionário do teste sociométrico é possível construir um sociograma com arestas diferenciadas. Um tipo de aresta para indicar uma resposta positiva para o trabalho em equipe entre os membros, e outro tipo para indicar a relação negativa. Quando a pessoa responde que não sabe se a relação seria positiva ou negativa, então a aresta não é representada no grafo correspondente. Um exemplo deste tipo de rede social pode ser vista na Figura 2, onde cada aresta azul representa o interesse do elemento v_1 trabalhar com o elemento v_2, e cada aresta vermelha significa o desinteresse.

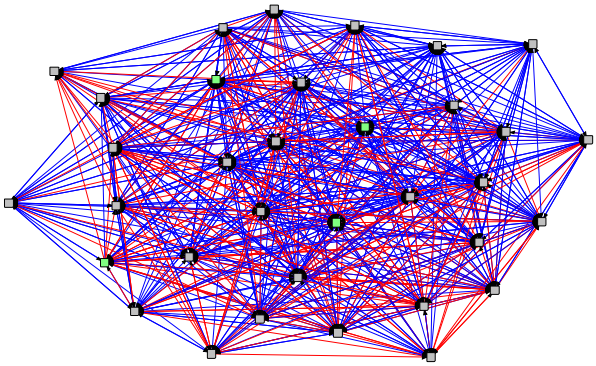

Figura 2 – Exemplo de Sociograma criado com o resultado do Teste Sociométrico

4. O Problema de Clusterização

Uma vez conhecida a Rede Social através do seu grafo (sociograma), uma importante tarefa

na área de Recursos Humanos é a separação do grupo em equipes de trabalho (clusterização).

Bustos (1979), baseado nos conceitos desenvolvidos pela sociometria de Moreno (1977), sugere uma técnica manual para a separação dos grupos, utilizando como base algumas informações do sociograma. Naturalmente, esta técnica só se torna aplicável quando o grupo em questão é pequeno, ou o grafo de relações não é denso. Uma separação eficiente deste tipo seria impraticável em um grupo como o da Figura 2, por exemplo.

Na prática também encontramos outros métodos de agrupamento, como por exemplo:

- Agrupamento realizado por gerentes, onde estes, arbitrariamente definem os grupos de trabalho (comumente observado em empresas de desenvolvimento de *software*, por exemplo);
- Agrupamento realizado pelos próprios elementos do grupo, onde cada pessoa indica para a gerência em qual grupo quer se alocar (comum em trabalhos dentro de universidades);
- Agrupamento por sorteio.

A questão aqui envolvida é: Os grupos criados pelos métodos anteriormente citados são produtivos? São grupos onde os indivíduos se sentem bem para o trabalho em equipe? Outros métodos de agrupamento poderiam melhorar a produtividade da equipe?

Este trabalho propõe um algoritmo baseado no S*imulated Annealing* Não-Monotônico para maximizar as relações positivas entre os indivíduos de mesmo grupo, com base no sociograma da rede social envolvida. Os resultados deste algoritmo de otimização são comparados com os procedimentos convencionais de separação de grupos citados nesta seção.

5. *Simulated Annealing* Não-Monotônico (SA_NM) para o Problema de Clusterização

O objetivo do algoritmo de otimização implementado neste trabalho é encontrar uma solução $f \in F$, onde f seja uma boa aproximação para a solução ótima y, e F seria o conjunto de soluções viáveis. Em outras palavras, este trabalho implementa uma heurística para o problema de clusterização. O algoritmo aqui implementado é uma instância do *Simulated Annealing* (SA) Não-Monotônico. O SA é uma meta-heurística probabilística proposta do trabalho de Krikpatrick [2]. A característica fundamental do *Simulated Annealing* é a possibilidade de aceitar movimentos que pioram a solução atual do sistema com o intuito de escapar de mínimos locais ao longo do processo e otimização. Tais movimentos de piora são controlados pelo critério de Metropolis que gradativamente penaliza soluções menos adequadas quando a temperatura do algoritmo se aproxima de zero. O SA_NM implementado neste trabalho é representado pelo pseudo-código do Algoritmo 1.

Algoritmo 1 – Descrição geral do *Simulated Annealing* Não-Monotônico

```
1:  begin
2:      f = cria_solucão_inicial ( );
3:      t = 100;
4:      while tempo_de_execução < 30 segundos
5:          t = t * 0,99 //redução percentual da temperatura do sistema
6:          if t < 0,01 then
7:              t = 100; //reaquecimento da temperatura
8:          end if
9:          g = solução_na_vizinhanca_de( f );
10:         Δ = função_objetivo(f) - função_objetivo( g );
11:         if Δ < 0 or numero_aleatório( ) < e^(-Δ/t) then
12:             s = s'; //troca solução corrente por solução vizinha
13:         end if
14:     end while
15:     return melhor_solução_encontrada( );
16: end
```

Diferente do *Simulated Annealing* padrão, esta versão apresenta a capacidade do sistema ser reaquecido, caracterizando a não monotonicidade (linhas 6 e 7 do Algoritmo 1). Mais detalhes sobre as características de um sistema que sofre reaquecimento podem ser vistos no trabalho de Oliveira & Vasconcelos [1].

5.1. Construção da Solução Inicial

Para criar a solução inicial do SA_NM, foi utilizada uma construção aleatória. Os parâmetros requeridos pelo método de construção da solução inicial são: (*i*) quantidade de agrupamentos e (*ii*) quantas pessoas formam cada grupo. Com estas informações, através de sorteios em uma distribuição uniforme, o método cria os agrupamentos aleatórios iniciais para o SA_NM.

5.2. Busca por Solução Vizinha

Dado uma solução viável $f \in F$ em um problema particular P, podemos definir diversos algoritmos para encontrar soluções na vizinha $N(f)$ de f. É consenso na literatura que o novo ponto $g \in N(f)$ deve estar próximo a solução f. Diferentes de problemas que trabalham com variáveis de decisão no espaço R^n, em problemas combinatórios o conceito de vizinhança muitas vezes é questionado [3]. Definimos neste trabalho um operador de vizinhança baseado no operador *swap* do trabalho de Eiben [3]. Eiben define seu operador como exemplificado na Figura 3.

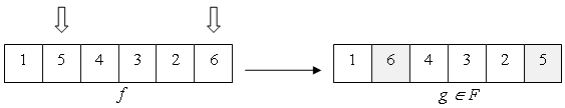

Figura 3 - Exemplo de aplicação do operador de vizinhança 'swap' na solução *f*

No operador *swap* descrito em [3], são escolhidos dois genes aleatoriamente em um cromossomo do Algoritmo Genético, e estes são trocados de posição.

Como neste trabalho a representação da solução é feita através de um conjunto de vetores (onde cada vetor representa um grupo), uma adaptação do operador *swap* foi implementada. Esta

pode ser vista na Figura 4. A diferença fundamental é que são necessários dois sorteios. O primeiro sorteio indica quais grupos irão trocar elementos, e posteriormente um segundo sorteio indica quais indivíduos de fato serão trocados. O primeiro sorteio não pode indicar a troca de dois elementos de um mesmo grupo, pois não haveria impactos com relação à função objetivo da solução vizinha *g* para o problema de clusterização.

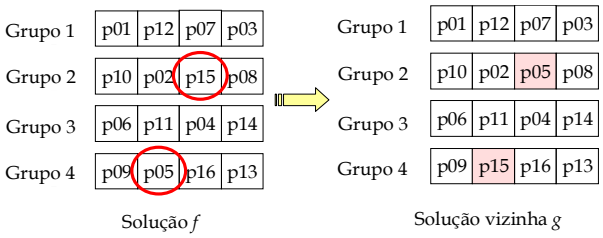

Figura 4 - Exemplo de aplicação do operador de vizinhança 'swap' para o Problema de Clusterização

Este operador garante que elementos não se repetem na solução (um mesmo indivíduo em dois ou mais grupos ao mesmo tempo), Esta característica é fundamental para manter a solução sempre viável para o problema de clusterização. Também garante cada indivíduo estará presente em exatamente um grupo.

5.3. Controle da Temperatura do *Simulated Annealing* Não-Monotônico

A temperatura do SA_NM é inicializada com valor de 100 unidades. A cada iteração esta temperatura sobre um decaimento para 99,9% do seu valor atual:

$$T_{(t+1)} = 0{,}999 \times T_t \qquad (1)$$

Quando a temperatura assume um valor interior 0,01, então o sistema é reaquecido para 100 unidades. Isto caracteriza o caráter Não-Monotônico do modelo e permite que o sistema efetue diversas buscas locais ao longo do processo de otimização do *Simulated Annealing*. Com o reaquecimento do sistema, o sistema volta a ter maiores probabilidades de aceitar soluções piores ao longo do processo de otimização.

6. Metodologia

Para criar o sociograma da Rede Social, os indivíduos da empresa ALFA (nome fictício) preencheram um questionário com questões criadas a partir dos critérios sociométricos descritos por Bustos [5]. Através do preenchimento do questionário, o sociograma da Rede Social foi criado com três tipos de relações: positiva (aceitação), negativa (rejeição) e neutra (ambivalente). Computacionalmente o sociograma foi representado por um grafo *G=(V,A)*. *V* representa o conjunto de vértices (um vértice para cada indivíduo). Se existe um relacionamento positivo do vértice *a* para o vértice *b*, então a aresta *(a,b,1)* é incluída no conjunto *A* do grafo *G*. Se esta relação é negativa, então o peso da aresta é negativo entre os vértice *a* e *b*: *(a,b,-1)*. Se a relação é neutra, então a aresta não é incluída no grafo de relacionamentos.

A rede de relacionamentos criada possui 34 indivíduos da empresa ALFA e pode ser vista na Figura 2. Na figura, as arestas vermelhas representam relacionamentos considerados negativos e a azuis representam relacionamentos considerados positivos entre os indivíduos da rede social.

A instância criada neste trabalho pode ser encontrada no seguinte endereço:

http://www.dcc.ufmg.br/~humberto/socialnetworks/instances/

A empresa ALFA necessitava separar os 34 indivíduos em sete grupos sem intersecção de pessoas, sendo seis grupos com cinco pessoas e um grupo com quatro pessoas. Outra restrição foi imposta pela natureza da atividade envolvida: cada grupo não poderia ter dois ou mais homens trabalhando em conjunto. Na instância aqui estudada, 30 pessoas são mulheres, e existem quatro homens. Portanto, um agrupamento com dois ou mais homens em um mesmo grupo torna a solução inviável.

Para avaliar cada agrupamento criado, o *Simulated Annealing* Não-Monotônico (em sua função objetivo) efetua um somatório ponderado dos pesos das arestas do grafo *G* considerando apenas as relações entre os indivíduos de cada grupo. A relação positiva é ponderada com 1 unidade, a relação negativa é ponderada com -10 unidades e a presença de um par de homens no mesmo grupo é ponderada com -1000 unidades. Quanto maior a soma ponderada, maior é a qualidade do grupo. A qualidade da solução (agrupamentos) é dada pela soma das qualidades de todos os sete grupos. Portanto, o método aqui implementado não considera soluções inviáveis, trabalhado com penalizações.

Neste trabalho são comparados sete agrupamentos distintos: dois agrupamentos aleatórios, dois agrupamentos feitos por gerentes que já conheciam toda a equipe de trabalho há mais de dois anos, dois agrupamentos realizados pelo *Simulated Annealing* Não-Monotônico, e um agrupamento feito pelos próprios indivíduos da equipe (auto-organização).

Um questionário de avaliação foi dado para cada um dos 34 membros da equipe. Neste questionário os indivíduos pontuaram cada um dos sete agrupamentos com notas de 0 a 10.

Para avaliar os diferentes agrupamentos, este trabalho aplica uma análise de variância nas sete amostras, para verificar se existe diferença estatisticamente significativa entre os sete agrupamentos. Se este diferença existir, é aplicado o teste de Tukey, onde H_0 indica que as médias populacionais são estatisticamente iguais:

$$\begin{cases} H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = \mu_5 = \mu_6 = \mu_7 \\ H_1 : \textit{existe pelo menos uma média diferente das demais} \end{cases} \tag{2}$$

Se a hipótese H_0 de Tukey for refutada, então existe diferença entre as sete formas de agrupamento. O teste de Tukey indica também quais agrupamentos são estatisticamente equivalentes. Além da análise de variância e do teste de Tukey, este trabalho apresenta um gráfico *boxplot* para a visualização da distribuição de notas de cada um dos agrupamentos e também apresenta sub-grafos dos sete agrupamentos criados indicando as relações de cada grupo.

Os testes de hipótese foram realizados considerando sempre 95% de confiança.

7. Resultados

7.1. Testes de Hipótese

A análise de variância aplicada indicou que existe diferença estatisticamente significativa entre as sete amostras de diferentes agrupamentos analisadas. Dado que existe tal diferença, o teste de Tukey foi aplicado. O teste de Tukey também indicou que existe diferença significativa entre as médias e agrupou as amostras da seguinte forma:

- As duas médias das notas recebidas pelo SA_NM são estatisticamente equivalentes à média das notas recebidas pelo agrupamento realizado pelos próprios indivíduos (auto-organização);

- E as médias das notas recebidas pelos dois agrupamentos aleatórios são estatisticamente equivalentes às médias das notas recebidas pelos agrupamentos dos gerentes da equipe, que conhecem todas as pessoas há mais de dois anos.

7.2. Dados e Gráficos

A Figura 5 apresenta o gráfico de caixas (*boxplot*) das notas dadas pelos indivíduos para cada agrupamento. Para cada caixa, é apresentado no traço central a mediana (quartil 2), indicando também o primeiro e o terceiro quartil, além dos valores máximos e mínimos de cada distribuição. Também são apresentados *outliers* (se existirem).

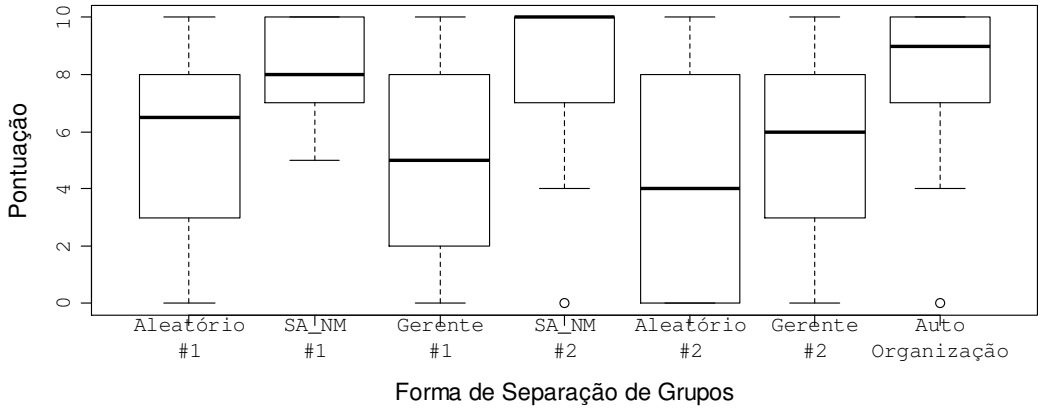

Figura 5 – *Boxplot* das notas dadas pelos indivíduos para os sete agrupamentos

A Tabela 1 apresenta a média e o desvio padrão para os sete agrupamentos analisados neste trabalho.

Tabela 1 – Média e Desvio Padrão para a Avaliação dos Métodos de Agrupamento

Método / Métrica	Aleatório #1	SA_NM #1	Gerente #1	SA_NM #2	Aleatório #2	Gerente #2	Auto-organização
Média	5,32	8,40	4,91	8,47	4,29	5,32	8,23
Desvio	3,21	1,68	3,33	2,37	3,64	3,11	2,38

Pode-se perceber que os agrupamentos realizados pelo algoritmo SA_NM possuem médias maiores que os outros agrupamentos. Comparado com os outros agrupamentos, os agrupamentos do SA_NM possuem desvios padrão baixos, o que também é interessante para a utilização do sistema.

A Figura 6 apresenta os sociogramas elaborados para os diferentes agrupamentos, permitindo a visualização das interações positivas (em azul) e negativas (em vermelho) entre os indivíduos de cada um dos sete grupos dos sete agrupamentos criados por cada método.

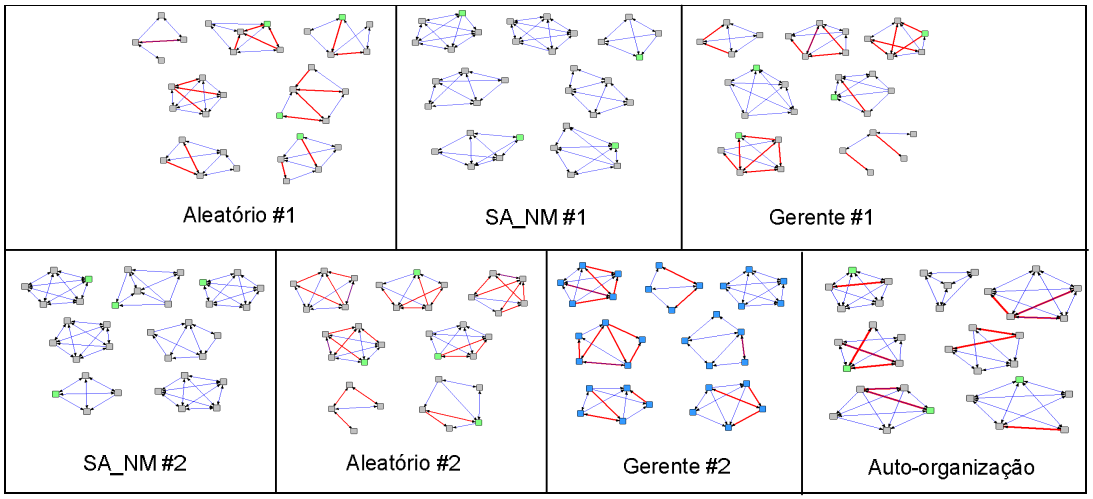

Figura 6 – Relacionamento entre indivíduos do mesmo grupo

Apenas o *Simulated Annealing* Não-Monotônico foi capaz de encontrar agrupamentos sem nenhuma relação negativa entre indivíduos de um mesmo grupo.

7.3. Discussão dos Resultados

Apesar dos grupos criados pelo SA_NM não apresentarem relacionamento negativo entre indivíduos do mesmo grupo, o teste de Tukey identificou que não existe diferença estatisticamente relevante entre as avaliações da auto-organização, e das duas soluções do SA_NM. Vale ressaltar que a auto-organização apresenta no total 11 relações negativas entre indivíduos de mesmo grupo. Uma crença dos autores deste trabalho, ainda não avaliada, é que a auto-organização favorece o agrupamento entre pessoas muito próximas (com alto grau de afinidade). Neste contexto, apesar dos grupos possuírem relações negativas, os grupos são bem avaliados pelas outras relações fortemente positivas. Com o teste sociométrico aplicado neste trabalho, não foi possível ponderar o grau das relações entre os indivíduos. Espera-se em futuros estudos criar agrupamentos em grafos ponderados, que indique o quão forte é cada relação entre os indivíduos.

7.4. Aplicação do Sistema

Após o estudo estatístico apresentado neste trabalho, o resultado do SA_NM #1 foi escolhido pelos gerentes da equipe da empresa ALFA para ser utilizado na separação dos indivíduos que trabalhariam juntos ao longo de cinco meses. As equipes têm desenvolvido seus projetos de trabalho do modo previsto e serão realizados estudos posteriores de análise de produtividade e de interação pessoal.

8. Conclusões

Este trabalho apresenta o algoritmo *Simulated Annealing* Não-Monotônico (SA_NM) para a separação de equipes de trabalho com base em sociogramas criados por testes sociométricos.

Para efetuar a separação dos grupos computacionalmente através do SA_NM, foi necessária a construção de um sociograma (grafo de relações). Esta construção se deu a partir do preenchimento de um questionário para capturar relações positivas, negativas ou neutras entre as pessoas da empresa (teste sociométrico). Com este grafo de relações construído, o SA_NM

efetuou duas separações de grupos, que foram estatisticamente comparadas com outras formas de agrupamento, sendo estas: duas separações aleatórias, duas separações realizadas por gerentes da equipe, e uma separação do próprio grupo (auto-organização).

Através da Análise de Variância e do Teste de Tukey, foi identificado que existe diferença estatisticamente relevante na avaliação das pessoas envolvidas perante os agrupamentos analisados. Obtiveram notas estatisticamente equivalentes as duas separações do SA_NM e da auto-organização. Com uma qualidade inferior, as separações aleatórias e as separações dos gerentes se apresentaram estatisticamente iguais. Neste contexto, pode-se concluir que o SA_NM é capaz de criar grupos onde os próprios indivíduos se sentem bem para o trabalho em equipe.

Dentre todos os sete agrupamentos analisados neste trabalho, aqueles criados pelo SA_NM foram os únicos que conseguiram criar grupos sem nenhuma relação negativa entre indivíduos da mesma equipe, sendo este um fator facilitador para o trabalho em grupo.

Um dos dois agrupamentos gerados pelo algoritmo aqui apresentado foi utilizado na prática para separar os grupos de trabalho da empresa em questão.

9. Trabalhos futuros

Três são os objetivos futuros: (*i*) adaptar o sistema para considerar o grau de relacionamento entre os indivíduos do sociograma; (*ii*) adaptar o sistema para efetuar o agrupamento considerando um balanceamento de habilidades em cada grupo (fundamental para fábricas de *software*); (*iii*) criar um sistema de informação para coletar os dados sociométricos por intermédio de computadores (tarefa feita até então através de questionários impressos).

10. Referências Bibliográficas

[1] Oliveira, H. C. B. de & Vasconcelos, G. *A hybrid search method for the vehicle routing problem with time windows*. Annals of Operations Research, ISSN: 0254-5330 (Print) 1572-9338 (Online). DOI: 10.1007/s10479-008-0487-y. Publisher: Pringer Netherlands. 2008.

[2] Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. & Vecchi, M.P. *Optimization by simulated annealing*. Science, 1983, Vol. 220, pp. 671-680.

[3] Eiben, A.E. & Smith, J.E. *Introduction to Evolutionary Computing.* SpringerVerlag, 2003.

[4] Moscovici, F. *Desenvolvimento Interpessoal: Treinamento em Grupo*. Editora José Olympio: Rio de Janeiro, 11ª Edição. 2001.

[5] Bustos, D. M. O.; *Teste Sociométrico: fundamentos, técnicas e aplicações*. São Paulo: Brasiliense. 1979.

[6] Scott, J. *Social network analysis: a handbook.* 2 ed. London: SAGE publications. 2000.

[7] Bers, M.U., Beals, L. M., Chau C., Satoh, K., Blume, E.D., DeMaso, D.R., Gonzalez-Heydrich, J. *Use of a virtual community as a psychosocial support system in pediatric transplantation*. PediatrTransplantation, 261–267. 2010.

[8] Cobb, N. K., Graham, AL, Abrams D.B., Am J. *Public Health. Social Network Structure of a Large Online Community for Smoking Cessation*. 2010 (in print).

[9] Moreno, J. L. *Who Shall Survive?: Foundations of Sociometry, Group Psychotherapy, and Sociodrama* , 1977.

[10] Marteleto, R. M. *Análise de redes sociais: aplicação nos estudos de transferência de informação*. Ci. Inf., Brasília, v. 30, n. 1, p. 71-81, jan./abr. 2001.